

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104614

基于全景视频下标记点特征的停车位检测技术研究*

单凯强 桑海峰

(沈阳工业大学信息科学与工程学院 沈阳 110870)

摘要:在车载全景系统中,如何准确地检测停车位的位置和车位的方向仍然是一个待解决的问题。针对这一问题,设计了一个双路并行多尺度标记点检测网络,双路网络分别用于检测标记点的位置和角度。对全景图像提取多尺度的特征,并行维护一高一低两个分辨率的分支网络,两个分支互相融合,高分辨率特征以高斯热图的形式表述标记点的位置。提出了一种新的停车位方向计算方法,使用两个标记点的方向以及两个标记点的相对位置计算停车位的方向。为验证所提方法的可行性,使用公共数据集 PS2.0 的训练集训练所设计的网络,在公共数据集 PS2.0 和自行采集的数据集 PSS 上分别测试的停车位检测精确度为 99.4%、95.27%,召回率为 99.88%、80.89%,在 PS2.0 上标记点位置平均误差为 0.84 pixel,车位方向的误差为 0.71°。实验结果表明,与现有方法相比,所提出的车位检测网络降低了标记点定位和车位方向的误差,且在 PSS 数据集上有较强的泛化能力。
关键词:自动泊车;停车位检测;多尺度特征;标记点;深度学习

中图分类号: TP391;TN98 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.20

Research on parking slot detection technology based on the mark point of panorama video

Shan Kaiqiang Sang Haifeng

(School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

Abstract:In the vehicle panoramic system, how to accurately detect the position and direction of parking slot is still a problem to be solved. To solve this problem, we designed a two-way parallel multi-scale mark point detection network. The two-way network is used to detect the position and angle of mark point respectively. Multi-scale features are extracted from panoramic images, and a branch network of one high and one low resolution is maintained in parallel. The two branches are fused with each other. The high-resolution features express the location of mark point in the form of Gaussian heatmap. A new method for calculating the direction of parking slots is proposed, which uses the direction of two mark points and the relative position of two mark points to calculate the direction of parking slot. In order to verify the feasibility of the proposed method, the designed network was trained using the training set of the public dataset PS2.0, and the parking slot detection precision tested on the public dataset PS2.0 and the self-collected dataset PSS is 99.4% and 95.27%, the recall is 99.88% and 80.89%, the average error of the mark point position on PS2.0 is 0.84 pixel, and the error of the parking direction is 0.71 degree. The experimental results show that compared with the existing methods, the parking slot detection network proposed reduces the errors in the location of the mark point and the direction of the parking slot, and has a strong generalization ability on the PSS dataset.

Keywords:automatic parking; parking slot detection; multi-scale feature; mark point; deep learning

0 引 言

随着人工智能的快速发展,自动驾驶和辅助驾驶系统被广泛的应用于汽车中,自动泊车系统对自动驾驶来

说至关重要。而自动泊车系统的首要任务是检测停车位,然后控制车辆停在指定的车位上。在自动泊车过程中,车辆应该能够自动搜索可用的停车位,确定车位的准确位置。

目前常用的车位检测方式分为视觉检测和非视觉检

测,非视觉检测方法使用超声波雷达、激光扫描仪等,利用反射原理检测出可用车位,然而此种检测方法要求停车位的周围有障碍物用于反射声波或激光^[1],且不能准确定位停车位,工作距离短。

基于视觉的检测方法依靠车载相机采集车辆周围的图像^[2],在采集的图像中进行视觉检测。这种方法所采集的信息更加丰富,能够获得车辆距离停车位的距离、停车位的拐角、停车位的角度等空间信息,这些信息是提高自动泊车精度的关键因素^[3]。但图像易受光照条件影响,且停车位的标记在受磨损后会影响到检测效果。

基于传统视觉的车位检测通常是人工选取特征,如车位线的宽度、颜色、车位的轮廓等,针对固定的特征进行检测,在复杂场景下检测效果较差。

随着深度学习的飞速发展,卷积神经网络(CNN)已经被应用到各种计算机视觉任务中^[4]。在停车位检测领域,检测方法包含语义分割和目标检测。

文献[5-6]使用全卷积语义分割网络,在全景图像中检测车位线,进而检测停车位。基于语义分割的检测方法依赖车位线的特征,车位线模糊、断裂等情况都会影响检测精度。文献[7-8]把一个完整的车位作为检测目标,网络的输出结果为描述停车位位置的边界框,这种检测方法要求图像中显示完整的车位,并且无法获得停车位的具体位置和方向。

在自动泊车领域,与语义分割检测方法和检测完整的停车位相比,检测停车位的标记点更加可靠。标记点为停车位的角点,包含角度信息,在车载全景图像中,停车位的车位线不能保证清晰且连续,由于车载相机安装角度的影响,全景图像可能会无法观测到完整的车位,而标记点不易被磨损和遮挡,在车位检测中应用更广。

文献[9]提出基于深度卷积神经网络(DCNN)的车位标记点检测方法 DeepPS 网络,并公开了数据集,DeepPS 网络使用目标检测网络 YOLOv2^[10],因此网络的推理速度较慢。文献[11]提出了 DMPR-PS 网络,并公布了更大的数据集 PS2.0,数据集中标注了停车位标记点的位置和方向,DMPR-PS 是一个全卷积神经网络,使用坐标回归的方式预测车位标记点的位置和角度。文献[12]提出了 PSDet 网络,将检测过程分为了两个阶段:1)检测标记点的粗略位置;2)对图像进行裁剪,使用卷积神经网络检测标记点的精确位置。文献[13-14]分别提出了 VPS-Net 和一个基于 DCNN 的网络,两个网络以自定义的结构“车位头”作为检测目标,车位头由两个标记点组成,前者基于目标检测网络 YOLOv3^[15],后者则是使用全卷积神经网络提取特征进行检测。

上述文献的停车位检测方法在检测到标记点后,通过匹配算法找到两个标记点,以两个标记点的连线作为基准计算停车位的方向,标记点位置稍有偏移,就会对车

位方向有较大的影响,并且没有充分利用标记点的角度信息。针对此问题,本文提出一个双路并行多尺度标记点检测网络和基于标记点位置与角度的车位方向检测算法。该网络重点在于提高标记点检测精度和标记点方向的准确度,减小由位置误差产生的车位方向误差。使用匹配算法找到同一个车位的标记点,利用标记点之间的几何位置和每个标记点的角度计算停车位的方向,从而减小单个标记点的误差对车位方向的影响。

1 基于标记点的停车位检测方法

针对停车位标记点检测的问题,本文提出了基于高斯热图的标记点检测网络,网络包含两个分支,分别用于回归标记点的位置和标记点的角度。

1.1 停车位标记点检测

停车位标记点为两条车位线的交点,包含了位置和角度两个信息,如图1所示, p_1 为T型标记点, p_2 为L型标记点,图中圆点标记为标记点的位置,箭头所指方向为标记点的方向,该方向与 x 轴的夹角为标记点的角度。

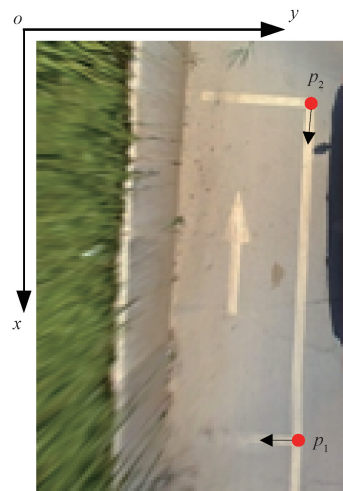


图1 停车位标记点图

Fig. 1 Mark points of parking slots

停车位标记点检测网络的流程如图2所示,输入图像经过一个前置特征提取网络,所得到的特征图分别传递给两个分支。1)标记点定位网络,用于检测标记点的位置,输出标记点的高斯热图;2)标记点角度预测网络,用于预测标记点的角度。

标记点定位网络与标记点角度预测网络结构相似,从输入特征中提取高分辨率特征和低分辨率特征,在网络前向传播过程中,并行地维护高、低分辨率子网络,两个子网络特征互相融合,从而使预测的高斯热图在空间上更加精确。

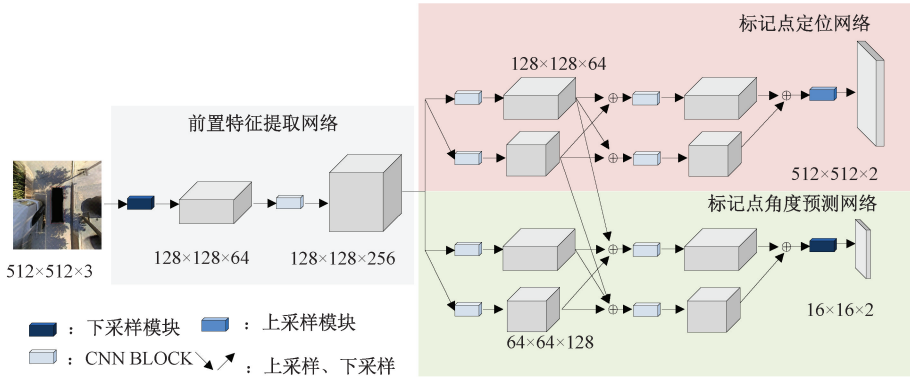


图2 停车位标记点检测网络流程

Fig. 2 Flow chart of mark points detection network

1) 前置特征提取网络

本文所设计的车位检测网络包含两个分支,分别用于检测车位标记点的位置和角度。全景图像经过前置特征提取网络提取特征,将输出结果传递给标记点检测网络和标记点角度预测网络:

$$fm_1 = F(X) \quad (1)$$

式中: X 为全景图像,大小为 $512 \times 512 \times 3$, X 经过下采样的两个卷积层,分辨率降为 $128 \times 128 \times 64$,使用卷积模块(CNN BLOCK)提取车位标记点特征,输出特征图 fm_1 ,大小为 $128 \times 128 \times 256$ 。网络结构如图3所示,下采样模块由两个步长为2的卷积层组成,卷积模块由4个残差结构组成^[16]。

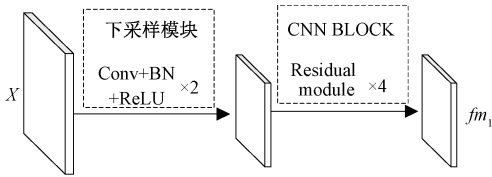


图3 前置特征提取网络

Fig. 3 Pre feature extraction network

2) 标记点定位

以检测关键点的方式检测标记点,能够很好地实现标记点的定位问题,检测关键点的方式分为两类,为坐标回归和高斯热图回归。当前的车位检测网络使用坐标回归的方式预测车位的位置,但在泊车过程中,标记点坐标的偏移不仅会影响车位的定位问题,对车位方向的影响更大。

高斯热图回归精度通常高于坐标回归的检测精度,为了更加精确地定位标记点,本文使用高斯热图预测标记点的位置,车位标记点及其高斯热图如图4所示。

使用二维高斯函数生成标记点的热图:

$$m_k(x, y) = \exp\left(-\frac{[(x - x_k)^2 + (y - y_k)^2]}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

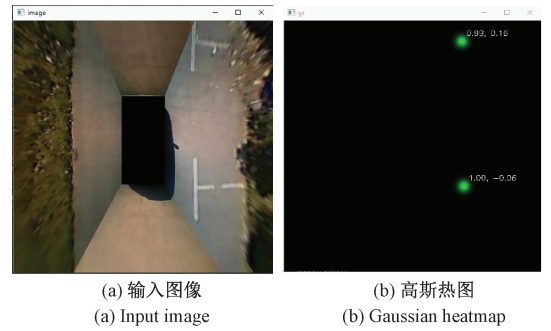


图4 标记点的高斯热图

Fig. 4 Gaussian heatmap of mark points

式中: (x_k, y_k) 为标记点的坐标; (x, y) 为输出图像中的某一位置; σ 为高斯函数的方差,决定了热图的大小; $m_k(x, y)$ 为输出图像 (x, y) 处的响应值。

标记点定位网络使用并行多分辨率特征提取的方式,分别维护一个高分辨率分支和一个低分辨率分支,通过上采样和下采样互相融合保证两组分支的可靠性,标记点定位网络的结构如图5所示。网络计算流程如下:

$$fmp_1 = C(fm_1) \quad (3)$$

$$fmp_2 = C(D(fm_1)) \quad (4)$$

$$heatmap = US(C(fmp_1 + U(fmp_2))) + U(C(D(fmp_1) + fmp_2)) \quad (5)$$

式中: $C(*)$ 为使用卷积块进行特征提取; $D(*)$ 为使用步长为2,大小为 3×3 的卷积层进行下采样; $U(*)$ 为使用最邻近插值进行上采样; $US(*)$ 为上采样模块,由最邻近插值+卷积层构成。

标记点定位网络的输出是大小为 $m \times m \times 2$ 的高斯热图, m 由 $US(*)$ 的上采样次数决定,本文使用两次上采样,输出的 $heatmap$ 大小为 $512 \times 512 \times 2$,训练的损失函数为:

$$loss_{pos}(y, y) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{i < m} \sum_{j=0}^{j < m} \sum_{k=0}^{k < 2} (y_{(i,j,k)} - \hat{y}_{(i,j,k)})^2 \quad (6)$$

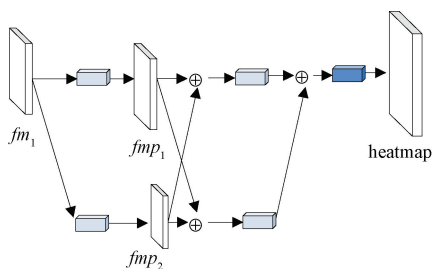


图 5 标记点定位网络结构

Fig. 5 Mark points positioning network structure

3) 标记点角度预测

仅仅定位到车位的标记点是不够的,还需要预测出标记点所在位置的角度信息。

常见的车位大多为矩形车位,标记点为 T 型和 L 型,两种标记点的方向如图 6 所示,T 的尾部为标记点的方向;L 型标记点的方向为 L 的竖边的方向。

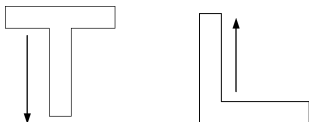


图 6 标记点的方向示意图

Fig. 6 Schematic diagram of the direction of the mark points

标记点的角度预测网络使用与定位网络相似的结构,如图 7 所示。

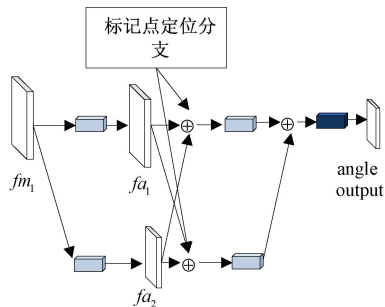


图 7 标记点角度预测网络结构

Fig. 7 Mark points angle prediction network structure

$$fa_1 = C(fm_1) \quad (7)$$

$$fa_2 = C(D(fm_1)) \quad (8)$$

$$angleoutput = DS(C(fmp_1 + fa_1 + U(fa_2)) + U(C(fmp_2 + D(fa_1) + fa_2))) \quad (9)$$

式(7)~(9)为角度预测分支的计算流程,其中 $DS(*)$ 为下采样模块,该模块的输入特征图大小为 $128 \times 128 \times 64$,经过 3 次下采样,得到角度预测分支的输出(angle output),特征图大小为 $16 \times 16 \times 2$,表示输入图像的某一标记点角度的正弦值和余弦值,训练的损失函数为:

$$loss_{angle}(\hat{y}, y) = \sum_{i=0}^{i=1} \sum_{j=0}^{j=15} \sum_{k=0}^{k=15} [\varphi(j, k) \times (y_{(i,j,k)} - \hat{y}_{(i,j,k)})^2] \quad (10)$$

其中, $\varphi(j, k)$ 的定义如下:

$$\varphi(j, k) = \begin{matrix} J = (j+1) \times 32K = (k+1) \times 32 \\ J = j \times 32 \\ K = k \times 32 \end{matrix} \begin{matrix} OR \\ OR \\ OR \end{matrix} \begin{matrix} I = 1 \\ I = 0 \\ I = 0 \end{matrix} [gt_{pos}(J, K, I) = 1] \quad (11)$$

式中: (j, k) 对应 heatmap 中的一个矩形区域;纵坐标在 $j \times 32, (j+1) \times 32$ 之间,横坐标在 $k \times 32, (k+1) \times 32$ 之间, gt_{pos} 为标记点高斯热图的真实值。式(11)表明,当 (j, k) 所在的区域中存在标记点,则 $\varphi(j, k)$ 的值为 1,否则为 0。

将式(11)代入式(10)中,即只有 angleoutput 中 $\varphi(j, k) = 1$ 的点进行反向传播。

4) 标记点匹配

为检测停车位,需要对检测到的标记点进行匹配,一个停车位由两个标记点组成,共 4 种组合方式,如图 8 所示。

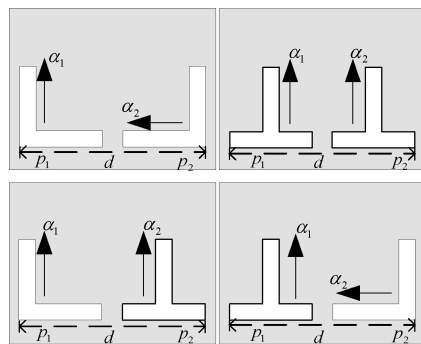


图 8 标记点匹配方式

Fig. 8 Matching method of mark points

图 8 中 p_1, p_2 为两个标记点, α_1, α_2 分别为两个标记点的方向, d 为两个标记点之间的距离。标准矩形停车位的长为 5 m,宽为 2.5 m,式(12)、(13)分别为两个标记点组成停车位长边或短边的条件。当 d 的大小符合式(12)或(13),方向的关系与图 8 所示相符,则两个标记点相匹配,公式中的数值来源为文献[11],并结合 PSS 数据集的车位大小进行了适当修改。

$$92.5\text{pix} \leq d \leq 228\text{pix} \quad (12)$$

$$20.5\text{pix} \leq d \leq 86.5\text{pix} \quad (13)$$

1.2 车位方向预测

已知两个标记点的位置和角度,可以计算出车位的方向,以 T 型标记点和 L 型标记点所组成的停车位为例,如图 9 所示。

p_1 为 T 型标记点, p_2 为 L 型标记点, $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ 分别为 p_1 与 p_2 连线的方向、 p_1 的方向、 p_2 的方向,理想情况下, θ_2 与停车位方向相同, $\theta_1 = \theta_2 - 90^\circ, \theta_3 = \theta_2 + 90^\circ$ 。

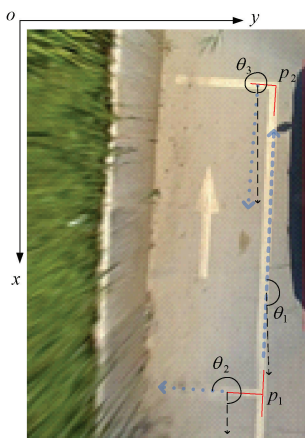


图9 标记点、连线方向

Fig. 9 Mark points and connection direction

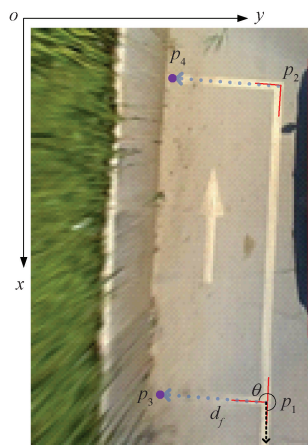


图10 拟合停车位

Fig. 10 Fitting parking slots

停车位的方向为:

$$\theta = \frac{(\theta_1 + 90^\circ) + \theta_2 + (\theta_3 - 90^\circ)}{3} = \frac{\theta_1 + \theta_2 + \theta_3}{3} \quad (14)$$

若 p_1, p_2 均为 L 型标记点, 使用式 (14) 计算停车位的方向。若 p_1 为 T 型或 L 型标记点、 p_2 为 T 型标记点, 则:

$$\theta = \frac{(\theta_1 + 90^\circ) + \theta_2 + \theta_3}{3} = \frac{\theta_1 + \theta_2 + \theta_3}{3} + 30^\circ \quad (15)$$

1.3 通过标记点拟合车位

在车载全景系统中, 由于视野的限制, 通常只有停车位靠近车辆一侧的两个标记点能够被清晰的观测, 远处的两个标记点或超出视野范围, 或非常模糊。常见的停车位大多为矩形, 长宽比为 1:2, 针对这种情况, 在检测两个标记点的情况下, 可以结合停车位的结构拟合出完整的停车位。如图 10 所示。

p_1, p_2 为检测到的一组标记点, θ 为停车位的方向, d_f 为停车位的宽度, p_3, p_4 为停车位另外两个标记点, 使用式 (16) 计算坐标。

$$\begin{cases} x_{p_3} = x_{p_1} + d_f \cdot \cos\theta \\ y_{p_3} = y_{p_1} + d_f \cdot \sin\theta \\ x_{p_4} = x_{p_2} + d_f \cdot \cos\theta \\ y_{p_4} = y_{p_2} + d_f \cdot \sin\theta \end{cases} \quad (16)$$

式中: d_f 的大小与 p_1, p_2 之间的距离相关, 如式 (17) 所示。

$$d_f = \begin{cases} 76 & |\overrightarrow{p_1 p_2}| \approx 160 \\ 160 & |\overrightarrow{p_1 p_2}| \approx 76 \end{cases} \quad (17)$$

统计 PS2.0 数据集和 PSS 数据集中停车位的大小, 平均宽度为 76 pixel, 长度为 160 pixel。

2 停车位检测误差分析

为验证本文所提停车位检测方法的有效性和可行性, 分别在全景停车位数据集 PS2.0 和 PSS 上进行了测试, 将本文所提方法与其他方法进行比较。

2.1 实验设备

本文提出的方法使用 Pytorch 搭建而成, 使用的计算机配置为 Intel Core i9-10900k CPU @ 3.70 GHz, 两个 GeForce RTX 3090, 64 GB 内存, 图像采集使用水平 180°, 垂直 165°, 焦距为 1.8 mm 的鱼镜头。

2.2 实验数据

本文实验使用数据集 PS2.0 训练神经网络, 该数据集包含 9 827 个训练图像和 2 338 个测试图像, 包括室内和室外多种场景的车位类型。

为了进一步地评估所提方法的实验结果, 搭建了一个车载全景系统, 采集了 375 张带有停车位的全景图像, 其中包括水泥地面、砖面、强光、阴影、夜晚、遮挡等条件下的车位图像, 将此数据集称为 PSS。

2.3 停车位检测实验

本文所提出的停车位检测方法能够在室内、室外、不同路面、夜晚、雨天等多种情况下完成检测任务, 如图 11 所示, 图 11(a)~(e) 为在数据集 PS2.0 上的检测结果, 图 11(f)~(j) 为在数据集 PSS 上的检测结果。

本文使用高斯热图预测标记点的位置, 通过一个独立的分支预测标记点的角度, 结合标记点的角度与两个标记点连线的方向预测车位方向, 如表 1 所示, 测试了在不同分辨率的高斯热图中标记点的定位精度以及不同车位方向预测算法的误差。由表 1 可得, 本文所提出的车位方向预测方法有效的降低了车位方向的误差, 高斯热

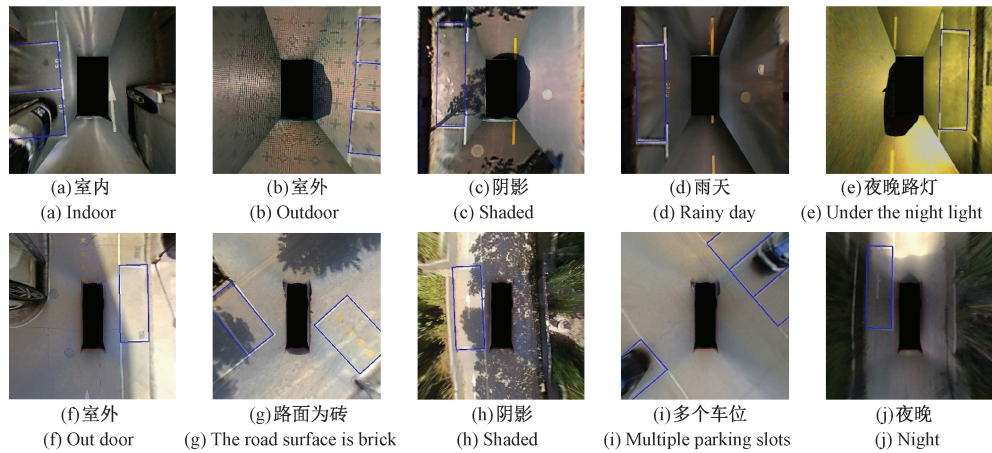


图 11 停车位检测结果
Fig. 11 Detection result of parking slot

图分辨率为 512×512 时,标记点的定位误差最小,因此本文最终使用的输出分辨率为 512×512。

表 1 不同分辨率下的标记点定位和车位方向误差

Table 1 Mark points positioning and parking slot direction error under different resolutions

分辨率	定位误差/pixel	方向误差/(°)	
		DMPR	Our
128×128	2.35	2.08	1.54
256×256	1.22	1.07	0.95
512×512	0.84	0.82	0.71

图 12 所示为在 PS2.0 数据集上训练的数据,图 12 左侧纵坐标轴为标记点定位分支的 loss,右侧纵坐标轴为角度预测分支的 loss,横坐标为训练的迭代次数。

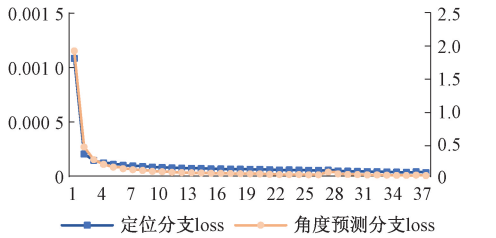


图 12 在 PS2.0 上的训练数据
Fig. 12 Training data on PS2.0

分别在数据集 PS2.0 和 PSS 上进行评估,评估指标分为精确率、召回率、停车位标记点的定位误差、停车位方向的误差。

精确率为检测到的停车位中,正确的结果所占的比例:

$$p = \frac{TP}{TP + FP} \tag{18}$$

召回率为所检测到的停车位占有所有数据集中停车位标签的比例:

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{19}$$

式中: TP 为正样本被正确识别为正样本的数量; FP 为负样本被识别为正样本的数量; FN 为正样本被识别为负样本的数量。 p_1^e, p_2^e 为两个标记点的真实值,且这两个标记点能构成一个停车位,停车位的角度为 θ^e, p_1, p_2 为车位检测网络所预测的一组标记点, θ 为这组标记点构成车位的角度,则检测结果正确需满足以下条件:

$$\begin{aligned} \| (p_1^e - p_1, p_2^e - p_2) \|_2 &< 10 \\ | \theta^e - \theta | &< 5^\circ \end{aligned} \tag{20}$$

式(20)要求同一个停车位的两个标记点与真实值的 2-范数小于 10 pixel,并且角度误差在 5°以内,经过试验发现,若标记点偏移超过 10 pixel 或停车位角度误差超过 5°,检测结果相对真实值偏移较大,无法实现辅助泊车的目的,因此认为若一个停车位检测结果不满足式(20),则检测错误。

为验证所提出的方法在不同条件下检测停车位车位的鲁棒性,如图 13 所示,本文在 PS2.0 的上进行了多种场景下的停车位检测测试。由表 2 所示的数据可见,与现有方法相比,本文的方法召回率提升了 0.51%。

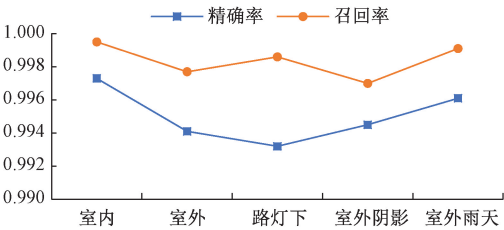


图 13 在不同车位下的测试结果
Fig. 13 Test results under different parking slots

表 2 在数据集 PS2.0 上的测试结果

Table 2 Test results on dataset PS2.0 (%)

方法	精确率	召回率
PSDL	98.41	86.96
DeePS	98.99	99.13
PSDet	98.35	99.60
DMPR-PS	99.42	99.37
本文方法	99.40	99.88

与现有方法相比,本文所提出的车位检测方法标记点定位的误差以及车位方向的误差更小,如表 3 所示。

表 3 标记点的定位误差

Table 3 Positioning error of marking points

方法	定位误差/pixel	车位方向误差/(°)
PSD_L	3.64	3.20
DeePS	1.55	1.36
VPS-Net	1.03	0.90
本文方法	0.84	0.71

由于相机参数的不同、拼接算法和镜头安装方式的差别,PSS 数据集集中的全景图像与 PS2.0 的图像有较大差异,如图 10 所示,PSS 的全景图像消除了拼接所产生的拼接缝,车位线粗细有较大的差异。神经网络在检测陌生的数据时表现往往会有所下降,为验证本文所提模型的泛化能力,分别将 DMPR-PS 与本文的方法在 PS2.0 数据集上训练后,在 PSS 数据集上测试,结果如表 4 所示,结果表明,两种方法在面对陌生的数据时,召回率都有所下降,但本文所设计的网络仍保持了较高的精确率。

表 4 在数据集 PSS 上的测试结果

Table 4 Test results on dataset PSS (%)

方法	精确率	召回率
DMPR-PS	87.34	80.42
本文方法	95.27	80.89

为研究本文算法的模型大小以及运行速度,本文对模型的参数量、计算量和运行时间进行了统计对比,对比算法为 DMPR-PS,测试平台为 GeForce RTX 3080,如表 5 所示。

表 5 模型的相关参数

Table 5 Relevant parameters of the model

方法	参数量/ (10 ⁶)	计算量/ GFLOPs	运行时间/ ms
DMPR-PS	3 030.716	23.14	11
本文方法	767.628	54.37	25

由表 5 可知,由于本文基于高斯热图检测检测停车位标记点的位置,在参数量更少的情况下,计算量反而更大,运行速度更慢,若要保证实时检测,需要性能更强的硬件。

3 结 论

本文针对停车位检测过程中车位方向误差较大的问题,提出了一种基于高斯热图的标记点检测网络,使用高分辨率的特征来描述停车位标记点的位置,并通过一个并行的分支预测停车位标记点的角度。使用多分辨率特征提取网络,增强特征的可靠性。为拟合停车位方向,提出了一种新的车位方向预测算法,结合标记点的位置和角度,计算出停车位的方向。根据实验结果可知,本文所提出的检测方法在标记点的定位和车位方向上的准确度都有更好的效果。检测过程中,受光照变化、遮挡、车位线磨损等情况的影响较小。由于检测原理的限制,预测车位需要两个标记点,若停车位标记点被完全遮挡,无法完成检测任务,受限于数据量的大小,本文所提方法只适用于矩形停车位。

参考文献

[1] 康国华,张琪,张晗,等. 基于点云中心的激光雷达与相机联合标定方法研究[J]. 仪器仪表学报,2019,40(12):118-126.
KANG G H, ZHANG Q, ZHANG H, et al. Joint calibration of camera and lidar based on point cloud center[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019,40(12):118-126.

[2] 刘逸,应捷,陈明玺. 基于深度学习的多类道路场景感知[J]. 电子测量技术,2019,42(11):118-121.
LIU Y, YING J, CHEN M X. Road scene perception which based on convolution neural network [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42 (11): 118-121.

[3] JIAN D H, LIN C H. Vision-based parking slot detection based on end-to-end semantic segmentation training[C]. 2020 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE). IEEE, 2020:528-531.

[4] 王飞,张莹,邵豪,等. 多尺度残差网络模型的研究及其应用[J]. 电子测量与仪器学报,2019,33(4):19-28.
WANG F, ZHANG Y, SHAO H, et al. Research and application of the multi-scale residual networks model[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019,33(4):19-28.

[5] WU Y, YANG T, ZHAO J, et al. VH-HFCN based parking slot and lane markings segmentation on panoramic surround view[C]. IEEE, 2018:1767-1772.

[6] JANG C, SUNWOO M. Semantic segmentation-based parking space detection with standalone around view monitoring system[J]. Springer Berlin Heidelberg,2019,

- 30(2):309-319.
- [7] XU C, HU X. Real time detection algorithm of parking slot based on deep learning and fisheye image [J]. Journal of Physics Conference Series, 2020, 1518:012037.
- [8] 龙劲峰,周骅. 基于 AlexNet 神经网络的户外车位实时检测[J]. 中国科技论文, 2021, 16(03):295-300.
- LONG J Y, ZHOU H. Real-time detection of outdoor parking space based on AlexNet neural network [J]. China Sciencepaper, 2021, 16(3):295-300.
- [9] LIN Z, HUANG J, LI X, et al. Vision-based parking-slot detection: A DCNN-based approach and a large-scale benchmark dataset [J]. IEEE Transactions on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2018;5350-5364.
- [10] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger[C]. IEEE, 2017:6517-6525.
- [11] HUANG J, ZHANG L, SHEN Y, et al. DMPR-PS: A novel approach for parking-slot detection using directional marking-point regression[C]. 2019 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). IEEE, 2019:212-217.
- [12] WU Z, SUN W, WANG M, et al. PSDet: Efficient and universal parking slot detection [C]. 31st IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2020:290-297.
- [13] LI W, CAO L, YAN L, et al. Vacant parking slot detection in the around view image based on deep learning [J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2020, 20(7):2138.
- [14] LI W, CAO H, LIAO J, et al. Parking slot detection on around-view images using DCNN [J]. Frontiers in Neurorobotics, 2020, DOI: 10.3389/fnbot.2020.00046.

- [15] REDMON J, FARHADI A. YOLOV3: An incremental improvement [J]. Computer Science, 2018, arXiv:1804.02767.
- [16] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770-778.

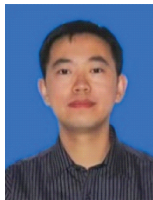
作者简介



单凯强, 2019 年于沈阳工业大学获得学士学位, 现为沈阳工业大学硕士研究生, 主要研究方向为停车位检测。

E-mail: 994028510@qq.com

Shan Kaiqiang received his B. Sc. degree in 2019 from Shenyang University of technology. Now he is a M. Sc. candidate at Shenyang University of technology. His main research interest includes parking slot detection.



桑海峰 (通信作者), 2000 年于东北师范大学获得学士学位, 2003 年于东北师范大学获得硕士学位, 2006 年于东北大学获得博士学位, 现为沈阳工业大学教授, 主要研究方向为机器视觉检测、生物特征识别、深度学习。

E-mail: sanghaif@163.com

Sang Haifeng (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Northeast Normal University in 2000, M. Sc. degree from Northeast Normal University in 2003 and Ph. D. degree from Northeastern University in 2006, respectively. Now he is a professor at Shenyang University of Technology. His main research interests include machine vision, biometrics identification and deep learning.